第 32 卷第 9 期 电 子 与 信 息 学 报 Vol.32No.9
2010 年 9 月 Journal of Electronics & Information Technology Sept. 2010

一种改进的 CPHD 多目标跟踪算法

欧阳成 姬红兵 张俊根
(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

摘 要：CPHD(Cardinalized Probability Hypothesis Density)滤波是一种杂波环境下可变目标数的多目标跟踪算法，该文针对算法中存在的目标漏检问题提出一种改进算法，该算法在高斯混合框架下实现贝叶斯递归，通过对各个高斯分量进行标记，对目标进行航迹关联，在此基础上对修剪合并后各个高斯分量的权值进行两次分配。首先对超过检测门限的高斯分量权值进行分配，有效解决了目标漏检问题，然后基于一个目标只可能产生一个观测的事实进行第 2 次分配，改善了目标发生交叉时的算法性能。实验结果表明，所提方法在多目标状态估计和航迹维持方面均优于普通的 CPHD 算法。

关键词：多目标跟踪；CPHD 滤波；航迹维持；漏检

中图分类号：TP391 **文献标识码**： A **文章编号**：1009-5896(2010)09-2112-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2009.01197

Improved CPHD Filter for Multitarget Tracking

Ouyang Cheng Ji Hong-bing Zhang Jun-gen
(*School of Electronic Engineering*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)

Abstract: The Cardinalized Probability Hypothesis Density (CPHD) fiter is a recursive Bayesian algorithm for estimating multiple target states with varying target number in clutter. Due to the fact that there is a missed detection problem in the CPHD filter, an improved algorithm is proposed, which provides a closed-form solution under Gaussian mixture assumptions. Firstly, the estimate to track association is made by labeling each Gaussian component, and then the weights of Gaussian components having been pruned and merged are reassigned twice. At first, the Gaussian components' weights exceeding the detection threshold are reassigned, which can solve the missed detection issue effectively, and then the second distribution is made based on the fact that a target can only have one measurement, which improves the performance when the targets cross each other. Simulation results show that the improved CPHD filter has advantages over the ordinary one in both the aspects of multi-target state estimation and track maintenance.

Key words: Multi-target tracking; Cardinalized Probability Hypothesis Density (CPHD) filter; Track maintenance; Missed detection

1 引言

多目标环境下，由于目标出现、消失及新目标衍生过程的存在，每一时刻的目标数都可能发生变化。此外，观测信息的不确定性，如漏检、虚警等问题均给目标跟踪带来很大困难。如何实时、有效地跟踪数目不定的多个目标，一直是学术界和工程应用的研究热点和难点。

近几年，越来越多专家开始尝试利用随机有限集[1](RFS)理论来解决多目标跟踪问题，其中最有影响力的是 Mahler 提出的概率假设密度(PHD)滤波[2]。该滤波算法将复杂的多目标状态空间的运算转换为单目标状态空间内的运算，有效避免了多目标跟踪中复杂的数据关联问题。由于 PHD 递归过程的封闭解无法直接得到，通常采用粒子 PHD (particle PHD)[3]或高斯混合 PHD(GMPHD)[4]两种方式实现递归。

PHD 存在的一个缺点是，假设目标数服从 Poisson 分布，这会夸大目标漏检对其势估计的影响，这一问题，在最近提出的 CPHD 滤波算法中得到了改进[5,6]。然而，虽然 CPHD 对整体目标数的估计是准确的，但从局部看，仍然存在目标漏检问题，即当某个目标发生漏检时，其 PHD 权值会按照一定的比例转移到其它目标上，这一现象在零虚警概率的情况下显得尤为明显[7]。针对这一问题，文献[7]提出了一种局部化的 CPHD 算法，该算法将

2009-09-08 收到，2009-12-29 改回
国家自然科学基金(60871074)资助课题
通信作者：欧阳成 ouoyc@yahoo.com.cn

视场按照不同目标划分成多个独立的区域，在每个区域中分别采用 CPHD 算法进行滤波。该方法需要对划分后各个区域的杂波密度进行调整，这一过程会增加势估计的不确定性，而且当目标发生交叉时，由于无法将目标划分到不同的独立区域，该方法失效。

针对以上问题，本文提出一种改进的 CPHD 多目标跟踪算法，该算法在高斯混合框架下实现贝叶斯递归，通过对各个高斯分量进行标记，对目标进行航迹关联[8]，在此基础上对修剪合并后各个高斯分量的权值进行再分配。实验结果表明，所提方法不仅能够有效解决目标漏检问题，而且当目标发生交叉时也不会造成目标丢失等情况，在多目标状态估计和航迹维持方面均优于普通的 CPHD 算法。

2　CPHD 滤波

与 PHD 滤波类似，CPHD 也可以采用高斯混合的形式(GMCPHD)实现递归[9,10]。

预测：GMCPHD 的预测过程可以分为对 PHD 的预测以及对势分布的预测两个平行的过程。其中对 PHD 的预测过程与传统的 GMPHD 完全相同，这里不再赘述，具体可参考文献[4]。对势分布的预测方程如下：

$$p_{k|k-1}(n)=\sum_{n'=0}^{\infty}p_{k-1|k-1}(n')M(n,n') \tag{1}$$

其中 M 是一个马尔可夫转移矩阵，它可以通过式(2)计算。

$$M(n,n')=\sum_{i=0}^{\min\{n,n'\}}P_{\mathrm{birth}}(n-i)\binom{n'}{i}{\mathrm{Pr}_{S,k}}^{i}(1-\mathrm{Pr}_{S,k})^{n'-i} \tag{2}$$

其中 $\mathrm{Pr}_{S,k}$ 表示目标的存活概率，$P_{\mathrm{birth}}(n-i)$ 表示 $k-1$ 时刻到 k 时刻新生 $n-i$ 个目标的概率。在恒定采样速率的情况下，M 是恒定的，可以预先计算并存储起来。

更新：对 PHD 和势分布的更新过程可以分别表示为

$$v_{k|k}(x)=\left[(1-P_d)\frac{L(Z_k\mid\neg D)}{L(Z_k)}+P_d\frac{L(Z_k\mid D)}{L(Z_k)}\right]v_{k|k-1}(x) \tag{3}$$

$$p_{k|k}(n)=\frac{L(Z_k\mid n)}{L(Z_k)}p_{k|k-1}(n) \tag{4}$$

其中 D 和 $\neg D$ 分别表示目标被检测到和目标漏检的情况，P_d 表示检测概率，各个似然比分别表示如下：

$$L(Z_k\mid\neg D)=\frac{1}{n_{k|k-1}}\sum_{j=0}^{m_k}\alpha_k^{(j+1)}\beta_k^{(j)}\sigma_j\left(\left\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\right\}\right) \tag{5}$$

$$L(Z_k\mid D)=\sum_{j=1}^{m_k}l(z_k^{(s)}\mid x)L(Z_k\mid a_k^{(j)}=s) \tag{6}$$

$$L(Z_k\mid a_k^{(j)}=s)=\frac{1}{n_{k|k-1}}\sum_{j=1}^{m_k}\beta_k^{(j)}\alpha_k^{(j)}\sigma_{j-1}(\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\}\setminus\{L_k^{(s)}\}) \tag{7}$$

$$L(Z_k)=\sum_{j=0}^{m_k}\alpha_k^{(j)}\beta_k^{(j)}\sigma_j(\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\}) \tag{8}$$

$$L(Z_k\mid n)=\sum_{j=0}^{\min\{m,n\}}\beta_k^{(j)}\frac{n!}{(n-j)!}(1-P_d)^{n-j}\sigma_j(\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\}) \tag{9}$$

其中 $a_k^{(j)}=s$ 表示把第 s 个观测分配给第 j 个高斯分量的情况，$\alpha_k^{(j)}$，$\beta_k^{(j)}$ 以及 $\sigma_j(\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\})$ 分别表示如下：

$$\alpha_k^{(j)}\equiv\sum_{n=j}^{\infty}\frac{n!}{(n-j)!}p_{k|k-1}(n)(1-P_d)^{n-j} \tag{10}$$

$$\beta_k^{(j)}\equiv p_c(m_k-j)\frac{(m_k-j)!}{m_k!}\lambda^{-j} \tag{11}$$

$$\sigma_j(\{L_k^{(1)},\cdots,L_k^{(m_k)}\})=\begin{cases}\displaystyle\sum_{1\le i_1<\cdots<i_j\le m_k}L_k^{(i_1)}L_k^{(i_2)}\cdots L_k^{(i_j)}, & j>0\\ 1, & j=0\end{cases} \tag{12}$$

其中 λ 表示杂波密度，$p_c(m_k-j)$ 表示杂波数为 m_k-j 的概率。

在 GMCPHD 中，PHD 由一些带权值的高斯分量混合表示，其中各个高斯分量的均值和方差可以通过 KF 迭代求解，高斯分量的权值可按 $w_{k|k}^{(j,s)}=G_k^{(j,s)}w_{k|k-1}^{(j)}$ 进行更新。设 $z_k^{(j)}=H_k m_{k|k-1}^{(j)}$，则

$$\left.\begin{aligned}G_k^{(j,s=0)}&=\frac{L(Z_k\mid\neg D)}{L(Z_k)}(1-P_d^{(j)})\\ G_k^{(j,s>0)}&=P_d^{(j)}\frac{L(Z_k\mid a_k^{(j)}=s)}{L(Z_k)}N(z_k^{(s)};z_k^{(j)},S_k^{(j,s)})\end{aligned}\right\} \tag{13}$$

基于上述高斯混合模型，式(5)−式(9)中的似然比可以写成 $J_{k|k-1}$ 个单检测似然比加权求和的形式：

$$\begin{aligned}L_k^{(s)}&=\frac{1}{n_{k|k-1}}\int P_d(x)v_{k|k-1}(x)l_k^{(s)}(z_k^{(s)}\mid x)\mathrm{d}x\\ &=\frac{1}{n_{k|k-1}}\sum_{j=1}^{J_{k|k-1}}P_d^{(j)}w_{k|k-1}^{(j)}N(z_k^{(s)};z_k^{(j)},S_k^{(j,s)})\end{aligned} \tag{14}$$

3　目标漏检问题

第 2 节介绍的 CPHD 滤波算法存在固有的目标漏检问题，该问题在零虚警概率的情况下显得尤为明显[7]，因为在上述情况下，式(5)，式(6)，式(8)，式(9)退化成式(15)−式(18)：

$$L(Z_k\mid\neg D)=\frac{1}{n_{k|k-1}}\alpha^{(m_k+1)} \tag{15}$$

$$L(Z_k \mid D)=\frac{1}{n_{k|k-1}}\alpha^{(m_k)}\sum_{s=1}^{m_k}\frac{l(z_k^{(s)}\mid x)}{L_k^{(s)}} \tag{16}$$

$$L(Z_k)=\alpha^{(m_k)} \tag{17}$$

$$L(Z_k \mid n)=\begin{cases}\dfrac{n!}{(n-m_k)!}(1-P_d)^{n-m_k}, & n\ge m_k\\ 0, & n<m_k\end{cases} \tag{18}$$

考虑只有 n 个目标的情况，即 $P(n'>n)=0$，当有一个目标漏检时，有如下式子：

$$\alpha^{(m_k+1)}=\alpha^{(n)}=n!P(n) \tag{19}$$

$$\begin{aligned}\alpha^{(m_k)}&=\alpha^{(n-1)}=(n-1)!P(n-1)+n!P(n)(1-P_d)\\ &=n!\left[\frac{P(n-1)}{n}+P(n)(1-P_d)\right]\end{aligned} \tag{20}$$

将式(19)，式(20)代入式(15)，式(17)，得到 CPHD 对于漏检部分 PHD 的更新方程如下：

$$(1-P_d)\frac{L(Z\mid\neg D)}{L(Z)}=\frac{1}{n_{k|k-1}}\frac{P(n)(1-P_d)}{\dfrac{P(n-1)}{n}+P(n)(1-P_d)} \tag{21}$$

由于这部分 PHD 是均匀分布在视场中的，而检测部分的 PHD 只分布在各个观测周围，这就会导致当一个目标漏检时，其 PHD 权值按照一定的比例转移到其它目标上。这就是 CPHD 中的目标漏检问题，该问题在传统的 PHD 中同样存在，因为在传统的 PHD 中，对于漏检部分的 PHD 更新方程仅用 $1-P_d$ 代替式(21)，这与最优贝叶斯估计相距更远，而且它对于整体目标数的估计也是不正确的。

可见，虽然 CPHD 滤波在单目标零虚警概率的情况下能够准确估计其势分布，但是当把多个目标看作一个随机集进行滤波时，由于 CPHD 不区分目标，本该在真实漏检目标附近分布的 PHD 被均匀分散到了整个视场内，致使真实漏检目标的权值变得更小，而检测到的目标由于合并了一部分在视场中均匀分布的 PHD，其自身权值反而有所增加。但从全局来看，这种权值的转移不会对势分布的估计造成影响，CPHD 滤波对于整体目标数的估计仍然是准确的。

4 改进算法

针对以上问题，本节提出一种改进的 CPHD 多目标跟踪算法，该算法首先需要对目标做有效区分，采用 label 法对目标进行标记[8]。设 $k-1$ 时刻各个高斯分量标记为

$$L_{k-1}=\{l_{k-1}^{(1)},l_{k-1}^{(2)},\cdots,l_{k-1}^{(J_{k-1})}\} \tag{22}$$

其中 $l_{k-1}^{(i)},i=1,2,\cdots,J_{k-1}$ 表示 $k-1$ 时刻第 i 个高斯分量的标记，J_{k-1} 表示高斯分量数。

k 时刻，预测高斯分量标记为

$$L_{k|k-1}=L_{k-1}\cup L_\gamma \tag{23}$$

其中 $L_\gamma=\{l_\gamma^{(1)},l_\gamma^{(2)},\cdots,l_\gamma^{(J_\gamma)}\}$ 表示新生高斯分量的标记集合。

在对 PHD 的更新步骤中，每个预测高斯分量都会更新出 $1+m_k$ 个高斯分量，将更新后的标记与预测标记对应起来，可得

$$L_{k|k}=L_{k|k-1}\cup L_{k|k-1}^{z_1}\cup\cdots\cup L_{k|k-1}^{z_{m_k}} \tag{24}$$

其中 $L_{k|k-1}^{z_i}=L_{k|k-1},i=1,2,\cdots,m_k$ 表示由第 i 个观测更新出的高斯分量的标记集合。

经过修剪合并后，各个高斯分量的标记集合变为

$$L_{k|k}=\{l_{k|k}^{(1)},l_{k|k}^{(2)},\cdots,l_{k|k}^{(J_{k|k})}\} \tag{25}$$

其中 $l_{k|k}^{(j)},j=1,2,\cdots,J_{k|k}$ 表示经修剪合并后第 j 个高斯分量的标记，$J_{k|k}$ 表示高斯分量数。

由于更新高斯分量的标记全部来自预测高斯分量的标记集合，所以对于 $\forall l_{k|k}^j\in L_{k|k}$，$\exists l_{k|k-1}^i\in L_{k|k-1}$ 使得 $l_{k|k-1}^i=l_{k|k}^j$ 成立。

在对目标进行航迹关联的基础上，可以对修剪合并后的高斯分量进行权值再分配，该步骤包含两次分配过程。设 k 时刻经过修剪合并后的 $J_{k|k}$ 个高斯分量中有 r 个被检测到，$J_{k|k}-r$ 个漏检，由于检测目标的漏检部分 PHD 一部分源于自身，另一部分由其它漏检目标按照预测权值的比例转移而来，而漏检目标的漏检部分 PHD 全部源于自身，因此根据式(13)有

$$\begin{aligned}v_{k|k}(x)&=\sum_{j=1}^{r}w_{k|k}^{\prime(j)}v_{k|k}'(x_j)+\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r}w_{k|k}^{\prime(j)}v_{k|k}(x_i)\\
&\doteq\sum_{j=1}^{r}\left\{G_k^{(j,s=0)}w_{k|k-1}^{(j)}\left[v_{k|k}(x_j)+\frac{w_{k|k-1}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r}w_{k|k-1}^{(i)}}\cdot v_{k|k}(x\mid\neg D)\right]+G_k^{(j,s>0)}w_{k|k-1}^{(j)}v_{k|k}(x_j)\right\}\\
&\quad+\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r}w_{k|k}^{\prime(j)}v_{k|k}(x_i)\\
&=\sum_{j=1}^{r}w_{k|k}^{(j)}v_{k|k}(x_j)+\sum_{j=1}^{r}G_k^{(j,s=0)}w_{k|k-1}^{(j)}\cdot\frac{w_{k|k-1}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r}w_{k|k-1}^{(i)}}v_{k|k}(x\mid\neg D)+\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r}w_{k|k}^{\prime(j)}v_{k|k}(x_i)\end{aligned}$$

$$= \sum_{j=1}^{r} w_{k|k}^{(j)} v_{k|k}(x_j) + \sum_{i=1}^{J_{k|k}-r} \sum_{j=1}^{r} G_k^{(j,s=0)} w_{k|k-1}^{(j)} \cdot \frac{w_{k|k-1}^{(i)}}{\sum_{i=1}^{J_{k|k}-r} w_{k|k-1}^{(i)}} v_{k|k}(x_i) + \sum_{i=1}^{J_{k|k}-r} w_{k|k}^{\prime(j)} v_{k|k}(x_i) \tag{26}$$

令 $\Delta^{+} = \sum_{j=1}^{r} G_k^{(j,s=0)} w_{k|k-1}^{(j)}$ ，$\Delta^{-} = \sum_{i=1}^{J_{k|k}-r} w_{k|k-1}^{(i)}$ 则有

$$v_{k|k}(x) = \sum_{j=1}^{r} w_{k|k}^{(j)} v_{k|k}(x_j) + \sum_{i=1}^{J_{k|k}-r} \left[w_{k|k}^{\prime(i)} + \frac{w_{k|k-1}^{(i)}}{\Delta^{-}} \Delta^{+} \right] v_{k|k}(x_l) \tag{27}$$

因此在进行第一次分配时，可预先设定一个检测门限 η，然后按照式(28)，式(29)进行分配：

$$\left.\begin{aligned} &\Delta^{+} = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} (1-P_d) \frac{L(Z \mid \neg D)}{L(Z)} w_{k|k-1}^{(i)},\ w_{k|k}^{(j)} \geq \eta, \\ &\qquad l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i},\ j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \\ &\Delta^{-} = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{k|k-1}^{(i)},\ w_{k|k}^{(j)} < \eta,\ l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i},\ \ j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \end{aligned}\right\} \tag{28}$$

$$w_{a,k|k}^{(j)} = \begin{cases} w_{k|k}^{(j)} - (1-P_d) \dfrac{L(Z \mid \neg D)}{L(Z)} w_{k|k-1}^{(i)},\ \ w_{k|k}^{(j)} \geq \eta, \\ \qquad l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i},\ \ j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \\ w_{k|k}^{(j)} + \dfrac{w_{k|k-1}^{(i)}}{\Delta^{-}} \Delta^{+},\ \ w_{k|k}^{(j)} < \eta,\ \ l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i}, \\ \qquad j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \end{cases} \tag{29}$$

由式(28)，式(29)可以看出，第 1 次分配是以 η 为标准，认为权值大于 η 的目标被检测到了，将与其相关的漏检部分 PHD 按照预测权值的大小分配给权值小于 η 的高斯分量。其中，检测门限 η 的选取可根据实际情况进行调整，一般在弱杂波环境将 η 取大一些，在强杂波环境将 η 取小一些。

对式(29)中的两部分权值分别求和，可得

$$w_{a,k|k}^{(j)} = \begin{cases} \sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{k|k}^{(j)} - \Delta^{+}, & w_{k|k}^{(j)} \geq 1 \\ \sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{k|k}^{(j)} + \Delta^{+}, & w_{k|k}^{(j)} < 1 \end{cases} \tag{30}$$

由式(30)可得 $\sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{a,k|k}^{(j)} = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{k|k}^{(j)}$ ，因此该步骤不会影响势分布的估计，其整体目标数的估计仍然是准确的。

当目标距离很近或发生交叉时，只进行一次权值分配，仍然可能有目标权值大于 1，因为多余的权值不仅来自漏检目标，还可能来自与其邻近的目标或杂波。与第一次分配类似，第二次分配可按照下面两个式子进行：

$$\left.\begin{aligned} &\Delta^{+} = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} (w_{a,k|k}^{(j)} - 1),\ w_{a,k|k}^{(j)} \geq 1,\ l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i}, \\ &\qquad j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \\ &\Delta^{-} = \sum_{i=1}^{J_{k|k}} w_{a,k|k-1}^{(i)},\ \ w_{a,k|k}^{(j)} < 1,\ l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i}, \\ &\qquad j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \end{aligned}\right\} \tag{31}$$

$$w_{b,k|k}^{(j)} = \begin{cases} 1, \qquad w_{k|k}^{(j)} \geq 1, \\ \quad l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i},\ j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \\ w_{a,k|k}^{(j)} + \dfrac{w_{a,k|k-1}^{(i)}}{\Delta^{-}} \Delta^{+},\ w_{k|k}^{(j)} < 1, \\ \quad l_{k|k}^{j} = l_{k|k-1}^{i},\ j = 1,2,\cdots,J_{k|k} \end{cases} \tag{32}$$

由式(31)，式(32)可以看出，分配过程基于一个目标只可能产生一个观测的事实，将权值大于 1 的目标直接赋予权值 1，而将多余的权值按照预测权值的比例分配给其他目标。与第 1 次权值分配类似，第 2 次权值分配仍然不会影响整体目标数的估计，事实上，经过第 1 次权值分配就能有效解决目标漏检问题，第 2 次权值分配只在目标距离很近或发生交叉时进行。

5　仿真实验与分析

实验 1　研究 2 维空间中一定区域内的 4 个目标相继出现消失时的算法性能，每个目标在平面上的运动方程如下：

$$x_k = \boldsymbol{F} x_{k-1} + \boldsymbol{\Gamma} w_k \tag{33}$$

其中 $x_k = \left[\xi_{x,k}, \dot{\xi}_{x,k}, \xi_{y,k}, \dot{\xi}_{y,k}\right]^{\mathrm{T}}$ 表示 2 维坐标的位置和速度分量，$\boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$，$\boldsymbol{\Gamma} = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$，$w_k \sim N\left(0, \begin{bmatrix} \sigma_w^2 & 0 \\ 0 & \sigma_w^2 \end{bmatrix}\right)$，采样间隔 $T = 1$。

简单起见，假设目标位置可观测，观测方程为

$$z_k = H_k x_k + v_k \tag{34}$$

其中 $H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$，$v_k \sim N\left(0, \sigma_v^2\right)$。

实验中取$\sigma_w = 0.5$，$\sigma_v = 0.5$，存活概率$\mathrm{Pr}_{S,k} = 0.99$，检测概率$P_d = 0.95$。不考虑目标衍生的情况，新生目标随机集服从 Poisson 分布，其 PHD 为

$$\gamma_k(\boldsymbol{x}) = 0.1\times\Big[N\left(\xi;\boldsymbol{m}_\gamma^{(1)},\boldsymbol{P}_\gamma\right) + N\left(\xi;\boldsymbol{m}_\gamma^{(2)},\boldsymbol{P}_\gamma\right) + N\left(\xi;\boldsymbol{m}_\gamma^{(3)},\boldsymbol{P}_\gamma\right)\Big] \tag{35}$$

其中$\boldsymbol{m}_\gamma^{(1)} = (0,0,0,0)^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{m}_\gamma^{(2)} = (-10,0,0,0)^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{m}_\gamma^{(3)} = (0,0,-5,0)^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{P}_\gamma = \mathrm{diag}([5,1,5,1])$。杂波数服从均值为 5 的 Poisson 分布，在视场内均匀分布，杂波密度$\lambda = 5\times10^{-5}$。仿真时间步数为70，修剪门限$T_p = 1\times10^{-5}$，合并门限$U = 4$，最大高斯分量数$J_{\max} = 100$，最大目标数$N_{\max} = 20$，目标出现阈值ψ_b和目标消失阈值ξ_d均为 0.5，检测门限$\eta = 0.9$。

图 1 所示为 CPHD 算法分别对 4 个目标对应高斯分量的权值估计。可以看出，在第 13、15 时刻，由于目标 2 漏检，造成了目标 1 权值的增加，而目标 3 和目标 4 由于预测权值比较小，并没有太大变化。同理，在第 23、27 以及目标消失等时刻均有类似的情况发生。这是由于 CPHD 并不区分目标，当漏检发生时,漏检部分 PHD 被均匀分散到了整个视场内，该部分权值按照预测权值的大小进行分配，导致了上述情况发生。图 2 所示为 CPHD 算法的目标状态估计，图 2(a)为目标在x轴上的位置估计，图 2(b)为目标在y轴上的位置估计。可以看出，在漏检时刻，由于漏检目标权值被分散，导致其本身权值变得更小以致低于目标消失阈值ξ_d，从而在状态估计时认为这些目标消失了。

图 3 所示为改进算法分别对 4 个目标对应高斯分量的权值估计。可以看出，在目标漏检时刻，由于对权值进行了再分配，漏检目标分散到其它地方的大部分权值被重新分配回来。虽然也有一小部分权值被分配给了杂波，但由于杂波的预测权值很小，这部分权值只占很小的比例，整体目标数估计仍然是准确的。图 4 所示为改进算法的目标状态估计。可以看出，在漏检时刻，虽然漏检目标的权值有所下降，但下降的幅度明显减少，其权值仍大于目标出现阈值ψ_b，从而在状态估计时认为该目标依然存在。

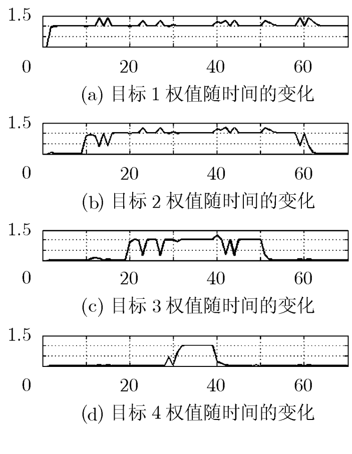
值得注意的是，虽然改进算法在目标漏检时刻的性能得到了较大改善，但当目标消失时，其状态估计有一个滞后效果，该滞后与检测概率P_d有关。对比图 2 与图 4 也可以看出，在第 40、50 和第 60 个时刻，变权修正的结果导致消失目标的权值下降速度变慢了。上述情况是无法避免的，因为目标漏检与目标消失在单帧内无法区分，当检测概率$P_d < 1$时，在目标消失后的 1 个到几个时刻内，该目标被当作漏检而认为依然存在是符合客观实际的。

实验 2 考察目标发生交叉时算法的性能。令$\sigma_w = 0$，其它仿真参数同实验 1，产生理想运动轨迹如图 5 所示，4 个目标分别在第 26 和第 51 时刻发生交叉。

图 6 所示为 CPHD 算法分别对 4 个目标对应高斯分量的权值估计。可以看出，在第 4，第 16 和第 65 时刻，由于目标 3，目标 1 和目标 4 漏检，造成了其余目标权值的增加，另外，在交叉点附近，由于目标交叉而导致了一部分权值转移。

图 7 所示为只进行一次权值分配的结果。可以看出，通过第 1 次权值分配，由于目标漏检所导致的权值转移问题得到了解决，但由于目标交叉而导致的权值转移问题依然存在。

图 8 所示为改进算法的最终分配结果。可以看出，通过两次权值分配，由于目标交叉所导致的权值转移问题也得到了很好的改善。



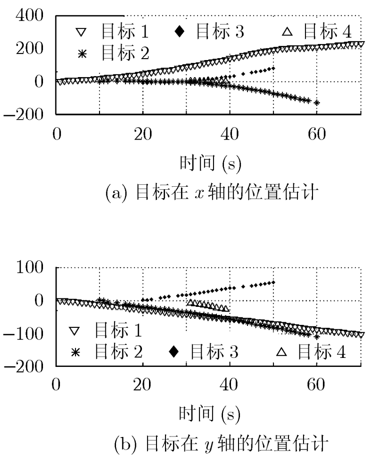
(a) 目标 1 权值随时间的变化

(b) 目标 2 权值随时间的变化

(c) 目标 3 权值随时间的变化

(d) 目标 4 权值随时间的变化

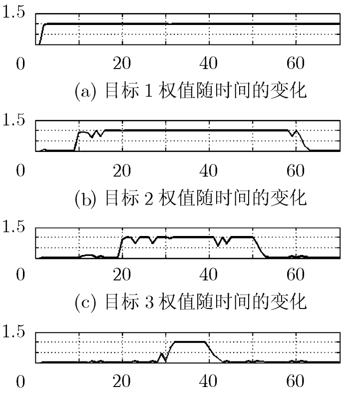
图 1 CPHD 对 4 个目标的权值估计



(a) 目标在x轴的位置估计

(b) 目标在y轴的位置估计

图 2 CPHD 的目标状态估计

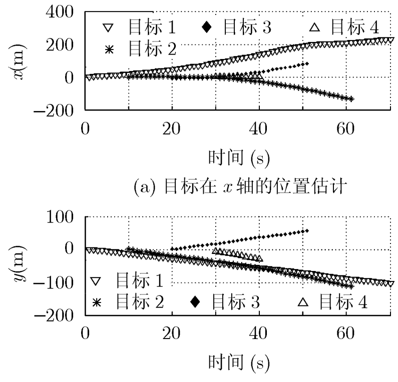

(a) 目标 1 权值随时间的变化

(b) 目标 2 权值随时间的变化

(c) 目标 3 权值随时间的变化

(d) 目标 4 权值随时间的变化

图 3 改进算法对 4 个目标的权值估计



(a) 目标在 x 轴的位置估计

(b) 目标在 y 轴的位置估计

图 4 改进算法的目标状态估计

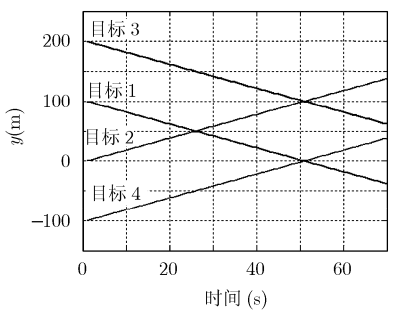
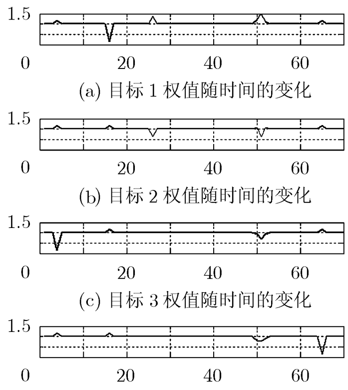


图 5 4 个目标在 y 轴上的理想运动轨迹

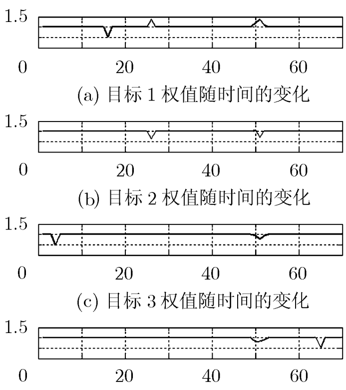

(a) 目标 1 权值随时间的变化

(b) 目标 2 权值随时间的变化

(c) 目标 3 权值随时间的变化

(d) 目标 4 权值随时间的变化

图 6 CPHD 对 4 个目标的权值估计

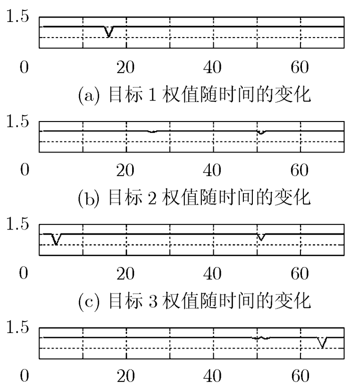

(a) 目标 1 权值随时间的变化

(b) 目标 2 权值随时间的变化

(c) 目标 3 权值随时间的变化

(d) 目标 4 权值随时间的变化

图 7 只进行第 1 次权值分配的结果


(a) 目标 1 权值随时间的变化

(b) 目标 2 权值随时间的变化

(c) 目标 3 权值随时间的变化

(d) 目标 4 权值随时间的变化

图 8 改进算法的最终分配结果

6　结论

本文针对 CPHD 算法中的目标漏检问题，提出一种改进的 CPHD 多目标跟踪算法。算法首先将数据关联引入 CPHD 中，在有效区分目标的基础上对修剪合并后各个高斯分量的权值进行再分配。首先通过第 1 次分配解决目标漏检所导致的权值转移问题，若目标发生交叉，则对权值进行第 2 次分配。实验结果表明，所提方法不仅能够有效解决目标漏检问题，而且在目标发生交叉时也不会造成目标丢失等情况，在多目标状态估计和航迹维持方面均优于普通的 CPHD 算法。CPHD 算法的复杂度较高，如何对参数进行优化，进一步提高算法效率都是今后需要开展的工作。

参 考 文 献

[1] Goodman I, Mahler R, and Nguyen H. Mathematics of Data Fusion [M]. Norwell, MA, Kluwer, 1997: 131–175.

[2] Mahler R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152–1178.

[3] Vo B N, Singh S, and Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for Bayesian multi-target filtering with random finite sets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4): 1224–1245.

[4] Clark D, Vo B T, Vo B N, and Godsill S. Gaussian mixture implementations of probability hypothesis density filters for non-linear dynamical models [C]. IET Seminar on Target Tracking and Data Fusion: Algorithms and Applications, Birmingham, UK, April 15–16, 2008: 21–28.

[5] Mahler R and Martin L. PHD filter of high order in target number [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2007, 43(4): 1523–1543.

[6] Mahler R. PHD filter for nonstandard targets, Ⅱ: Unresolved targets [C]. 12th International Conference on Information Fusion, Las Vegas, NV, USA, July 6–9, 2009: 922–929.

[7] Ulmke M, Franken D, and Schmidt M. Missed detection problems in the cardinalized probability hypothesis density filter [C]. 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, June 30–July 3, 2008: 1–7.

[8] Erdinc O, Willett P, and Coraluppi S. The Gaussian mixture cardinalized PHD tracker on MSTWG and SEABAR'07 datasets[C]. 11th International Conference on Information Fusion, Cologne, Germany, June 30–July 3, 2008: 1–8.

[9] Vo B T, Vo B N, and Cantoni A. Analytic implementations of the cardinalized probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(7): 3553–3567.

[10] Ulmke M, Erdinc O, and Willett P. Gaussian mixture cardinalized PHD filter for ground moving target tracking [C]. 10th International Conference on Information Fusion, Quebec, Que, July 9–12, 2007: 1–8.

欧阳成： 男，1985年生，博士生，研究方向为被动多传感器定位与跟踪、信息融合.

姬红兵： 男，1963年生，教授，博士生导师，研究方向为光电信息处理、智能信息处理、被动多传感器定位与跟踪、雷达目标识别与分类、微弱信号检测与识别、医学影像处理等.

张俊根： 男，1979年生，博士生，研究方向为信号处理与检测、目标跟踪.